



Universidad
Zaragoza

Trabajo Fin de Grado

Análisis de los principales estadísticos de validación
de los modelos econométricos

Autor

Joaquín Espallargas Barrio

Directora

Ana María Angulo Garijo

Facultad de Economía y Empresa

2014 - 2015

Autor del trabajo: Joaquín Espallargas Barrio

Director del trabajo: Ana María Angulo Garijo

Título del trabajo: Análisis de los principales estadísticos de validación de los modelos econométricos.

Línea del Trabajo: Simulación y Experimentos en Econometría

Grado en Administración y Dirección de Empresas

El trabajo de fin de grado ha seguido la línea de trabajo simulación y experimentos en econometría ofrecido por el departamento de análisis económico. En este documento se aborda mediante distintas pruebas el modelo de Monte Carlo, con diferentes simulaciones econométricas del tamaño (size) y la potencia (power) utilizando distintos test como: test RESET, el test de heterocedasticidad y el test de autocorrelación aplicados sobre un modelo de regresión. El objetivo de este informe es identificar si los estadísticos habitualmente utilizados son capaces de detectar un problema de la mala especificación en el modelo asociado a forma funcional incorrecta, omisión de variable relevante, autocorrelación, heterocedasticidad y endogeneidad.

El trabajo se divide en distintos capítulos. En el primer capítulo se realiza una introducción a lo que se va a realizar en el trabajo. En el segundo capítulo describiremos los seis estadísticos utilizados con objeto de valorar la correcta especificación de un modelo de regresión. Seguidamente en el tercer capítulo se describe el experimento de Monte Carlo realizado, ofreciendo los resultados obtenidos que permiten concluir acerca del comportamiento de los estadísticos para diferentes escenarios de especificación. Por último, se dedica la última sección del trabajo al análisis de las conclusiones alcanzadas en el trabajo realizado.

Índice

1. INTRODUCCIÓN.....	4
2. METODOLOGÍA	5
2.1 HIPÓTESIS BÁSICAS SOBRE LAS QUE SE DEFINE EL MODELO DE REGRESIÓN (MODELO HIPÓTESIS NULA)	5
2.2 CONTRASTES DE LAS HIPÓTESIS BÁSICAS DEL MODELO DE REGRESIÓN:	8
2.2.1 Errores de tipo I y tipo II.....	8
2.2.2 Test F de RESET	9
2.2.3 Tests de heteroscedasticidad	11
2.2.4 Tests de autocorrelación	13
3. DISEÑO DE MONTE CARLO: RESULTADOS ALCANZADOS	16
3.1 ANÁLISIS DEL TAMAÑO EMPIRÍCO DE LOS DISTINTOS ESTADÍSTICOS .	17
3.1.1 Caso tamaño, MLS:.....	17
3.1.2 Caso tamaño, MLG:.....	18
3.2 ANÁLISIS DE LA POTENCIA DE LOS DISTINTOS ESTADÍSTICOS	19
3.2.1 Potencia frente a mala especificación de la correcta Forma Funcional	19
3.2.2 Potencia frente a mala especificación por omisión de variable relevante. Resultados para el MLS:	21
3.2.3 Potencia frente a mala especificación por inclusión de variable irrelevante. Resultados para el MLG:	22
3.2.4 Potencia frente a mala especificación por autocorrelación según proceso AR(1).	23
3.2.5 Potencia frente a mala especificación por autocorrelación según proceso MA(1).	25
3.2.6 Potencia frente a mala especificación por autocorrelación según proceso ARMA(1,1).....	27
3.2.7 Potencia frente a una mala especificación por heterocedasticidad	29
3.2.8 Potencia frente a mala especificación por endogeneidad baja	31
3.2.9 Potencia frente a mala especificación por endogeneidad alta	33
4. CONCLUSIONES.....	35
BIBLIOGRAFÍA.....	37

1. INTRODUCCIÓN

En este documento se aborda mediante distintas pruebas el modelo de Monte Carlo, con diferentes simulaciones econométricas del tamaño (size) y la potencia (power) utilizando distintos test como: test RESET, el test de heterocedasticidad y el test de autocorrelación aplicados sobre diversos modelos de regresión. Estos test se realizan mediante el uso del software Gretl que nos da la posibilidad de programar el modelo que vamos a analizar y realizar los distintos test sobre el modelo.

Los resultados empíricos de una aplicación econométrica particular suelen ser creíbles si un número pequeño de test muy conocidos carecen de una fuerte evidencia en contra de las hipótesis en las que se basa el modelo estimado. Como estrategia no siempre es aceptable, porque además esos tests no tienen la potencia suficiente contra cada alternativa. Otro problema importante es que esos tests pueden sufrir una distorsión en su tamaño cuando una hipótesis no se cumple. Este problema está relacionado con la evaluación acertada de la potencia, siendo que la estimación de la potencia es correcta solo si el tamaño actual y nominal son aproximadamente iguales. Por ejemplo, la potencia de un test grande puede ser sobreestimada; según Kiviet (1986)¹ la potencia no está especificada, en muchos casos no se puede distinguir entre el nominal y el actual nivel de significación. Citando la afirmación de Hendry and Richard (1982)² en la que declaran que la aleatoriedad de los residuos es una condición necesaria pero no suficiente, para la adecuación de las especificaciones del modelo.

El tamaño y la potencia de los test han sido investigados por métodos de Monte Carlo por diferentes autores como Ramsey's (1969) especificando con el test Reset, Thursby (1979, 1989), Godfrey et al. (1988), o Leung and Yu (2001).

En concreto, analizaremos si los estadísticos habitualmente utilizados tienen el tamaño óptimo y una potencia elevada para detectar diversos problemas existentes en el

¹ Kiviet, JF (1986), *On the rigour of some misspecification tests for modelling dynamic relationships*. The Review of Economic Studies, Vol. 53, No. 2 (Apr., 1986), pp. 241-261

² Hendry, D. F. and Richard, J-F. (1982), *On the Formulation of Empirical Models in Dynamic Econometrics*, Journal of Econometrics, p. 11.

Proceso Generador de Datos (PGD) tales como errores en la forma funcional, omisión de variable relevante, inclusión de variable irrelevante, autocorrelación, heteroscedasticidad o endogeneidad. Los estadísticos analizados son: tres variantes de Ramsey's Reset (Freset), un test para la heterocedasticidad y dos tests para la autocorrelación.

Analizaremos los distintos problemas consideramos modelos de regresión con una o dos variables explicativas y tres alternativas de tamaño muestral: 50, 100 y 1000.

La estructura del trabajo es la siguiente. En el segundo apartado describiremos la metodología utilizada en el trabajo. A continuación, se dedica la tercera sección a describir el experimento de Monte Carlo efectuado, ofreciendo los resultados obtenidos que permiten valorar el comportamiento de los distintos estadísticos ante diferentes escenarios de especificación. El último capítulo del trabajo concluye presentando las principales conclusiones del trabajo, así como las líneas de desarrollo futuro del mismo.

2. METODOLOGÍA

2.1 HIPÓTESIS BÁSICAS SOBRE LAS QUE SE DEFINE EL MODELO DE REGRESIÓN (MODELO HIPÓTESIS NULA)

Comenzaremos por la propia notación de un modelo de regresión lineal definido con objeto de cuantificar la relación existente entre una variable endógena (y) y una serie de variables explicativas (recogidas en la matriz X):

$$y = X\beta + u \quad (2.1)$$

donde y y u son vectores $T \times 1$, β es un vector de coeficientes $K \times 1$, y X es una matriz $T \times K$:

$$y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dots \\ Y_T \end{pmatrix} \quad X = \begin{pmatrix} 1 & X_{21} & \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{22} & \dots & X_{k2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & X_{2T} & \dots & X_{kT} \end{pmatrix} \quad \beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \dots \\ \beta_k \end{pmatrix} \quad u = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_T \end{pmatrix}$$

En relación con las perturbaciones u_t ($t = 1, \dots, T$) se asume que siguen una distribución normal, y, bajo el supuesto de la hipótesis nula (H_0) de correcta especificación, son independientes con variable constante condicionada sobre X .

Los supuestos de MCO son según Wooldridge, J. (2006)³. En primer lugar, identifica y como variable explicada (dependiente) y x como variable explicativa (independiente), y u termino error o perturbación, siendo factores distintos a x que afectan a y y que no se observan. β es un parámetro de pendiente en la relación entre x e y : es el cambio en y cuando se cambia x en una unidad.

Partimos del supuesto inicial de que $E(u) = 0$. La primera posibilidad es medir la relación con el coeficiente de correlación: si la correlación es cero, las variables están incorreladas, es decir no tienen relación lineal.

La segunda posibilidad es definir la independencia desde el punto de vista de la distribución de u condicional en x :

$$E(u|X) = E(u) = 0 \quad (2.2)$$

Para todos los posibles valores de x , la media de u siempre es la misma, 0.

Se minimiza la suma de cuadrados de los residuos por varias razones: es fácil obtener la fórmula de los estimadores sin técnicas de optimización numérica y la teoría estadística es sencilla: insesgadez, consistencia, etc. Además, la solución coincide con las propiedades deducidas de la esperanza condicional.

Las propiedades algebraicas de los estadísticos MCO son:

1. La suma (y la media muestral) de los residuos MCO es cero, $\sum_{t=1}^n \hat{u}_t = 0$

³ Wooldridge, J. (2012) *Introductory Econometrics: a modern approach* – South-Western Cengage 5ª Edición (Krämer 1985) (Ramsey 1969) (Thursby 1977)

2. La covarianza muestral de regresores y residuos MCO es cero, $\sum_{t=1}^n \hat{u}_t x_t = 0$
3. La covarianza muestral de los valores ajustados y de los residuos MCO es cero, $\sum_{t=1}^n \hat{u}_t y_t = 0$

Los supuestos utilizados son:

- Modelo lineal en parámetros: en el modelo para la población, la variable dependiente y se relaciona con la variable independiente x y el error u mediante:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + u \quad (2.3)$$

donde β_0, β_1 son los parámetros del término constante y la pendiente.

- Muestreo aleatorio: para estimar los parámetros podemos usar una muestra de tamaño n , (x_t, y_t) , $t = 1, \dots, n$ del modelo poblacional:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + u_t \quad t = 1, \dots, n \quad (2.4)$$

- Media condicional cero:

$$E(u_t | x_t) = 0 \quad (2.5)$$

Para la muestra aleatoria esto implica la ecuación 2.5 siendo $t = 1, \dots, n$. Este supuesto permite deducir las propiedades de los EMCO condicionales en los valores de x_i en nuestra muestra.

- Variación muestral en la variable independiente: en la muestra, las variables independientes x_t , $t = 1, \dots, n$, no son todas iguales a una misma constante. Esto requiere

alguna variación de x en la población. Es decir, necesitamos que la variación total en x_t , S_x^2 , sea positiva,

$$S_x^2 = \sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2 > 0 \quad (2.6)$$

Si este supuesto falla no se pueden calcular los EMCO, por lo que su análisis estadístico no tiene sentido.

- Homocedasticidad Condicional: u tiene varianza, condicional en x , constante, $\text{Var}(u|x) = \sigma^2$. Este supuesto simplifica el análisis y hace que los EMCO tengan ciertas propiedades de eficiencia. Es, junto al supuesto anterior, más débil que el supuesto de independencia. σ^2 se le llama la varianza del error o perturbación.

2.2 CONTRASTES DE LAS HIPÓTESIS BÁSICAS DEL MODELO DE REGRESIÓN:

2.2.1 Errores de tipo I y tipo II

Este es el modelo nulo considerado para la regresión asumiendo los supuestos de MCO. No obstante, se definirá sobre él diferentes contrastes de hipótesis. A la hora de clasificar los resultados obtenidos por cada uno de los contrastes utilizaremos la denominación de errores tipo I y errores tipo II^{4,5}. Una vez realizado el contraste de hipótesis, se opta por una de las dos hipótesis y la decisión adoptada puede coincidir o no con la hipótesis que en realidad sea cierta, dando lugar a los siguientes casos:

- Error de tipo I: rechazar la hipótesis nula correcta. La probabilidad de un error de tipo I es igual a α (nivel de significación)
- Error de tipo II: no rechazar una hipótesis nula cuando es incorrecta. La probabilidad de un error tipo II es igual a β .

⁴ Betz, M.A & Gabriel, K.R (1978) *Type IV Errors and analysis of simple effects*. Journal of Educational Statistics, pp. 121-144

⁵ David, F.N (1947) *A power function for tests of randomness in a sequence of alternatives*. Biometrika, pp. 335-339

En cuanto a la probabilidad de cometer ambos tipos de errores, definiremos como potencia de un contraste a la probabilidad de rechazar una hipótesis nula cuando es incorrecta y la definiremos con la notación $1 - \beta$. En consecuencia, podemos definir las probabilidades de ambos tipos de errores de acuerdo a la notación que se establece en la Tabla 1.

Tabla 1 – Errores tipo I y tipo II con sus correspondientes probabilidades

	H_0 es correcta	H_0 es incorrecta
No rechazar H_0	No hay error (verdadero positivo) Probabilidad: $1 - \alpha$	Error de tipo II (falso negativo) Probabilidad: β
Rechazar H_0	Error de tipo I (falso positivo) Probabilidad: α	No hay error (verdadero negativo) Probabilidad: $1 - \beta$

Los errores de tipo I y de tipo II no se pueden cometer simultáneamente, ya que el error de tipo I solo se puede dar si H_0 es correcta, y el error de tipo II solo puede darse si H_0 es incorrecta. En consecuencia, si la probabilidad del error de tipo I aumenta, entonces la probabilidad de tipo II disminuye.

En todos los estadísticos objeto de análisis en el presente trabajo, trabajaremos con un nivel de significación α del 5%. Procedemos, a continuación, a definir los diferentes estadísticos objeto de estudio.

2.2.2 Test F de RESET

El test F de Reset trata de detectar cualquier error de especificación que pueden estar presentes en un modelo lineal nulo como por ejemplo la omisión de variables, forma funcional incorrecta y correlación entre X y u (endogeneidad). Sí uno o más de estos errores se encuentran, el principal supuesto de MCO, $E(u|X) = 0$ se incumple. Por ejemplo, si $E(u|X) = \varepsilon \neq 0$, donde ε significa la parte omitida de la regresión.

Las consecuencias son serias según Kramer et al. (1985)⁶ siendo el test de la $H_0 : E(u|X) = 0$, se elige una matriz $T \times M$ llamada Z de variables del test, aplicando MCO a la ecuación:

$$y = X\beta + Z\gamma + u \quad (2.7)$$

Siendo la prueba de la $H_0 : \gamma = 0$, que implica que el modelo original $y = X\beta + u$ estaba correctamente especificado.

Las variables del test en Z son normalmente seleccionadas siguiendo la recomendación de Ramsey's (1969)⁷, se definirán a partir de la variable endógena ajustada en el modelo original, $\hat{Y}_t = x_t' \hat{\beta}$, siendo x_t el número de filas de las matriz X . A partir de ahí, se definirá la segunda, tercera y cuarta potencia de \hat{Y}_t , con objeto de obtener diversas versiones del estadístico que serán objeto de análisis en el presente trabajo. En concreto, procedemos a analizar las siguientes: i) si $z_t = \hat{Y}_t^2$, obtendremos el estadístico que denotaremos como Freset2; ii) si $z_t = (\hat{Y}_t^2, \hat{Y}_t^3)$, obtendremos el estadístico que denotaremos como Freset3; y iii) si $z_t = (\hat{Y}_t^2, \hat{Y}_t^3, \hat{Y}_t^4)$, obtendremos el estadístico que denotaremos como Freset4. En general, denotaremos por p a la potencia máxima incluida en z_t .

A continuación, el estadístico de contraste es la F utilizada para comparar sumas residuales de modelos anidados, que en este caso particular se denomina F de Reset.

Finamente, definido un nivel de significación α , una vez calculado el valor del estadístico, el contraste se realiza como:

$$\begin{aligned} F_{RESET} &\leq F_{\alpha}^{crit}(p-1, T-k-p+1) \rightarrow \text{Especificación correcta} \\ F_{RESET} &> F_{\alpha}^{crit}(p-1, T-k-p+1) \rightarrow \text{Especificación no correcta} \end{aligned}$$

⁶ Krämer W et al. (1985). *Diagnostic checking in practice*. Rev Econ Stat 67: pp. 118–123

⁷ Ramsey JB (1969) *Tests for specification errors in classical linear least-squares regression analysis*. J R Stat Soc, B 31:350–371

Thursby and Schmidt (1977)⁸ derivan dos condiciones para el RESET tenga potencia bajo la hipótesis alternativa (H_1). Si $E(u|X) \neq 0$ entonces $E(\hat{y}|X) = (Z'M_x Z)^{-1} Z'M_x u$, siendo que $M_x = I - X(X'X)^{-1}X'$. Pero $E(\hat{y}|X)$ no será cero si $Z'M_x u \neq 0$, que puede contener si cualquiera de las siguientes condiciones sostiene:

1. Que Z y u estén correlacionadas, que supone que $Z'u \neq 0$, o
2. Si $Z'u = 0$, si ambos están correlacionados con X

De manera que, la potencia de un test decrece (generalmente) cuando la correlación entre u y X aumenta. La pérdida por las variables omitidas (y recogidas en u) hace más difícil detectar las pérdidas incurridas por dicha omisión de variables relevantes.

A modo resumen, si el modelo nulo omite erróneamente términos no lineales que implican la inclusión de las variables, entonces RESET tiene una potencia alta, porque en este caso las variables de prueba son funciones aproximadas de las no linealidades omitidas.

2.2.3 Tests de heteroscedasticidad

La heterocedasticidad es la existencia de una varianza no constante en las perturbaciones aleatorias de un modelo econométrico. Esto implica el incumplimiento de una de las hipótesis básicas sobre las que se asienta el modelo de regresión lineal, de la que se deriva que los datos con los que se trabaja son heterogéneos, ya que provienen de distribuciones de probabilidad con distinta varianza.

Las posibles causas de heterocedasticidad pueden ser:

⁸ Thursby JG, Schmidt P (1977). *Some properties of tests for specification error in a linear regression model*. J Am Stat Assoc 72: pp. 635–641

- Las variables explicativas cuyo recorrido tenga una gran dispersión respecto a su propia media.
- La omisión de variables relevantes en el modelo especificado.
- Cambio de estructura determinando un mal ajuste de los parámetros al conjunto de los datos muestrales

Las consecuencias de la existencia de heterocedasticidad son principalmente la incorrecta estimación de los parámetros y la invalidación de los contrastes de significatividad. Para contrastarlos realizaremos el test de heterocedasticidad (HET).

Con el objeto de detectar la existencia de este problema utilizaremos el estadístico de **Breusch-Pagan**:

i) La hipótesis nula y alternativa objeto de contraste son las siguientes:

$$H_0 : \sigma_t^2 = \sigma^2 \quad \forall i \quad (\text{Homoscedasticidad})$$

$$H_A : \sigma_t^2 = h(\alpha_1 + \alpha_2 x_{2t} + \dots + \alpha_p x_{kt}) \quad (\text{Heteroscedasticidad})$$

ii) La construcción del estadístico se lleva a cabo a partir del siguiente proceso:

1.- Se estima por MCO nuestro modelo objeto de análisis: $Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_k X_{kt} + u_t$

A partir de esta estimación obtenemos

- Los residuos MCO: \hat{u}_t . Y los elevamos al cuadrado: \hat{u}_t^2
- El estimador máximo verosímil del parámetro de dispersión. $\tilde{\sigma}^2 = \frac{SR}{T}$

2. A partir de los datos extraídos de nuestro modelo, planteamos la siguiente regresión auxiliar:

$$\frac{\hat{u}_t^2}{\tilde{\sigma}^2} = \alpha_1 + \alpha_2 x_{2t} + \dots + \alpha_p x_{kt} + \eta_t \quad \text{De la que nos interesa su Suma Explicada (SE)}$$

El estadístico BP para nuestro modelo objeto de análisis se calcula como:

$$BP = \frac{1}{2} SE \sim X^2(k-1) \quad (2.8)$$

iii) Finalmente, la estrategia de contraste es la siguiente:

Fijado un nivel de significación α :

$BP \leq \chi_{\alpha}^2(k-1) \Rightarrow$ No rechazo de la hipótesis nula de homoscedasticidad

$BP > \chi_{\alpha}^2(k-1) \Rightarrow$ Rechazo de la hipótesis nula de homoscedasticidad
(aceptación de heteroscedasticidad)

2.2.4 Tests de autocorrelación

La autocorrelación surge cuando los términos de error del modelo no son independientes entre sí, por lo que los errores estarán vinculados entre sí. Los estimadores MCO obtenidos bajo esta circunstancia dejan de ser eficientes. La autocorrelación generalmente aparece en datos en serie de tiempo.

Las causas de que aparezca autocorrelación en una muestra pueden ser:

- Inercia: cuando existen tendencias marcadas que influyen en los valores futuros de la serie.
- Sesgos de especificación: cuando se elige mal la forma funcional o se omiten variables.
- Preparación de datos: en datos de corte transversal al ordenar los datos con respecto a alguna variable puede introducir un proceso aparentemente autocorrelacionadas.

Las consecuencias inmediatas, producto de la autocorrelación, es que los estimadores son poco eficientes, debido a que sus varianzas estarán sobre o subestimada lo cual imposibilita utilizar las pruebas de contraste estadístico usuales para verificar la validez de las estimaciones.

La presencia de autocorrelación se pone de manifiesto a través de la estructura de la perturbación del modelo la cual, deja de ser ruido blanco o proceso ARMA(0,0) y por el contrario sigue procesos AR(p), MA(q) o ARMA (p,q) con p y/o q diferentes de cero.

Todos los contrastes de autocorrelación se plantean con idénticas hipótesis, siendo de forma genérica:

H_0 : no existe autocorrelación

H_1 : existe autocorrelación

Esto significa que, en la hipótesis nula se considera que el término de perturbación correspondiente a una observación es independiente del correspondiente a cualquier otra observación. En la hipótesis alternativa se señala que el error de un modelo está autocorrelacionado a través del tiempo. Esta hipótesis, al considerar una distribución normal $(0,1)$ para los residuos, se puede especificar con procesos autoregresivos (AR (1)), de medias móviles (MA (1)) o mixtos (ARMA (1,1)) dependiendo del contraste que se vaya a utilizar.

En este trabajo, procederemos a detectar un posible problema de autocorrelación utilizaremos dos alternativas del estadístico de Breusch-Godfrey. En primer lugar, contrastaremos la hipótesis nula (H_0): no hay autocorrelación, frente a la hipótesis alternativa (H_1): hay autocorrelación de orden p . Denominaremos a este estadístico Breusch-Godfrey(p), BGp. El test de autocorrelación se lleva a cabo en tres etapas:

1. Aplicamos MCO al modelo de original (de la hipótesis nula), $y_t = x_t'\beta + u$ y obtenemos los residuos, \hat{u}_t
2. Aplicamos MCO a la ecuación:

$$\hat{u}_t = x_t'\alpha + \gamma_1\hat{u}_{t-1} + \gamma_2\hat{u}_{t-2} + \dots + \gamma_p\hat{u}_{t-p} + \varepsilon \quad (2.9)$$

Siendo $x_t \rightarrow K \times 1$ un vector de regresores usados en el modelo nulo (incluyendo los términos constantes), y α es un vector de coeficientes $K \times 1$.

De la regresión auxiliar anterior, interesa el valor del R^2 , a partir del cual se calcula el estadístico de interés:

$$LM_p = TR_{as}^2 \sim \chi^2(p) \quad (2.10)$$

La estrategia de contraste, se efectúa tras fijar un nivel de significación α :

$$\begin{cases} \text{si } LM_p \leq \chi_\alpha^2(p) \rightarrow \text{No autocorrelación} \\ \text{si } LM_p > \chi_\alpha^2(p) \rightarrow \text{Autocorrelación según AR(p)/MA(p)} \end{cases}$$

El test de autocorrelación se ve algunas veces como un test mal especificado, debido a su potencia para detectar las variables omitidas y la forma funcional incorrecta. En este trabajo analizaremos la posible presencia de autocorrelación de orden 1 y 2. En el primer caso, hablaremos de Breusch-Godfrey (1), que denotaremos como BG(1); mientras que para contrastar autorrelación de orden 2 utilizaremos el estadístico, Breusch-Godfrey (2), (BG(2)).

3. DISEÑO DE MONTE CARLO: RESULTADOS ALCANZADOS

Con objeto de valorar el comportamiento de los estadísticos objeto de estudio, procederemos a definir diferentes escenarios. En concreto, se simulará un determinado Proceso Generador de Datos (PGD), mientras que la estimación del modelo siempre será un modelo de regresión lineal, entre las variables objeto de estudio. El análisis se efectúa siempre en dos direcciones. En primer lugar, se asumirá un Modelo Lineal Simple (MLS), con objeto de reflejar gráficamente el problema objeto de estudio y, a continuación, se generalizará el mismo esquema objeto de estudio a un Modelo Lineal General (MLG).

En todos los casos analizados se generarán los 6 tipos de estadísticos analizados con anterioridad:

- i) Test F Reset utilizando sólo la potencia 2 de la endógena ajustada (Freset2)
- ii) Test F Reset utilizando las potencias 2 y 3 de la endógena ajustada (Freset3)
- iii) Test F Reset utilizando las potencias 2, 3 y 4 de la endógena ajustada (Freset4)
- iv) Test de Breuch pagan, suponiendo que todas las variables del modelo estimado son las variables potencialmente generadoras del problema de heteroscedasticidad
- v) Test de Breusch-Godfrey para contratar la posibilidad de autocorrelación de orden 1 (BG1); el test de Breusch-Godfrey para contratar la posibilidad de autocorrelación de orden 2 (BG2).

Todos los contrastes se efectuarán al nivel de significación del 5%, repitiendo todos los procesos 1000 veces (número de simulaciones igual a 1000).

Con objeto de valorar el efecto del tamaño muestral, en todos los casos, se definirá el proceso para tres tamaños muestrales diferentes: 50, 100, 1000. Con carácter general, tanto las variables y todos los errores se generarán mediante distribución normal.

A continuación, se procede a analizar los resultados obtenidos. Con objeto de llevar a cabo una exposición lo más clara posible, nos referiremos, en primer lugar, a los resultados relativos al tamaño de los distintos estadísticos y, a continuación, a la potencia de los mismos a diferentes problemas de mala especificación.

3.1 ANÁLISIS DEL TAMAÑO EMPIRICO DE LOS DISTINTOS ESTADÍSTICOS

Comenzaremos analizando el tamaño de los diferentes estadísticos analizados, estimando como verdadero PGD $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t$ en el caso del Modelo Lineal Simple (MLS) y el PGD $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$ en el caso del Modelo Lineal General (MLG).

No obstante, teniendo en cuenta que, en todos los casos, el número de simulaciones es igual a 1000, podemos calcular el nivel de significación estimado⁹ con desviación típica calculada como sigue:

$$\sqrt{\frac{0.05 * 0.95}{nsimul}} = \sqrt{\frac{0.05 * 0.95}{1000}} = 0.00689$$

A partir de aquí, es posible calcular el intervalo de confianza del nivel de significación (al nivel del 5%), como sigue:

$$0,05 \pm 1.96 \times 0.00689 = \begin{cases} 0.036 \\ 0.064 \end{cases}$$

Que establece que, si el tamaño del estadístico se sitúa entre 0.036 y 0.064, el tamaño empírico coincide con el nivel de significación utilizado.

3.1.1 Caso tamaño, MLS:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1)$

⁹ Hatzinikolaou, D. & Stavtakoudis, A. (2006) *Empirical size and power of some diagnostic tests applied to a distributed lag model*. Springer-Verlag 2006 (Hatzinikolaou 2006)

- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

De los resultados ofrecidos en la Tabla 2, se deduce que el tamaño de todos los estadísticos es correcto, y estadísticamente equivalente, el nivel de significación del 5% utilizado, con la única excepción del estadístico F de Reset, calculado utilizando hasta la potencia cuarta de la variable endógena estimada.

Tabla 2- Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.055	0.053	0.114	0.042	0.055	0.052
100	0.051	0.049	0.103	0.048	0.051	0.052
1000	0.055	0.055	0.110	0.050	0.048	0.050

3.1.2 Caso tamaño, MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

Los resultados obtenidos relativos al tamaño de los distintos estadísticos en el caso del MLG, como muestra la Tabla 3, son similares a los del caso del MLS, observando como el estadístico F de Reset calculado utilizando hasta la potencia cuarta de la variable endógena estimada sigue siendo un problema.

Tabla 3- Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.052	0.054	0.103	0.042	0.056	0.053
100	0.052	0.052	0.104	0.047	0.051	0.053
1000	0.041	0.044	0.099	0.047	0.046	0.048

3.2 ANÁLISIS DE LA POTENCIA DE LOS DISTINTOS ESTADÍSTICOS

3.2.1 Potencia frente a mala especificación de la correcta Forma Funcional

A) Resultados para el MLS:

- PGD: $Y_t = 10 + 2\ln(X_{1t}) + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

De los resultados ofrecidos en la Tabla 4 se deduce que cualquiera de los estadísticos F de Reset calculados es capaz de detectar un problema en la forma funcional del modelo estimado, para cualquier tamaño muestral. Además, el estadístico de Breusch-Godfrey(2), sensible a un problema de autocorrelación de orden 2, nos da indicios de un problema de autocorrelación en un porcentaje muy alto de los casos, apuntando de esta forma hacia un problema de especificación del modelo. Por el contrario, la capacidad de detección del problema es mucho más limitada en el caso de los estadísticos de Breusch-Godfrey(1) y de Breusch-Pagan.

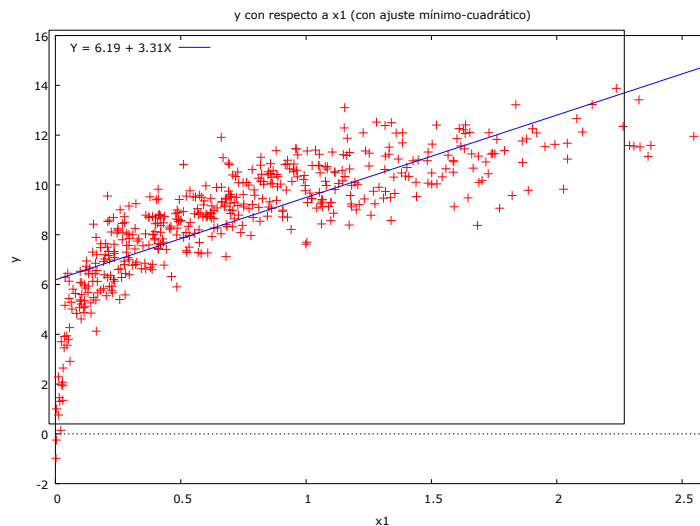
Tabla 4 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.987	0.996	0.994	0.236	0.806	0.955
100	0.999	1.000	1.000	0.857	0.747	0.935
1000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.423	0.977

Con objeto de valorar el ajuste Mínimo Cuadrático (MCO) de una de las estimaciones (entre las 1000 efectuadas) se muestra en el Gráfico 1 la nube de puntos simulada, sobre la que se ajusta una recta de regresión. En la esquina superior izquierda se muestra los parámetros concretamente estimados. Como se deduce tanto la inspección

visual del ajuste como de los coeficientes estimados, no se ha efectuado una estimación correcta del problema objeto de estudio.

Gráfico 1 – Variable dependiente respecto a x1



B) Resultados para el MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2 \ln(X_{1t}) + 3 \ln(X_{2t}) + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

Los resultados ofrecidos obtenidos para el caso de un MLG (Tabla 5) apuntan en una dirección similar al caso anterior. No obstante, en esta situación se aprecia una gran ganancia en potencia en todos los estadísticos F de Reset conforme se aumenta el tamaño muestral. Entre los demás, en este caso, es el estadístico de Breusch-Pagan el que apunta nos da indicios de un problema de mala especificación al detectar la presencia de heterocedasticidad.

Tabla 5 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.477	0.158	0.762	0.131	0.000	0.000
100	1.000	1.000	1.000	1.000	0.046	0.010
1000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.005	0.001

3.2.2 Potencia frente a mala especificación por omisión de variable relevante.

Resultados para el MLS:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

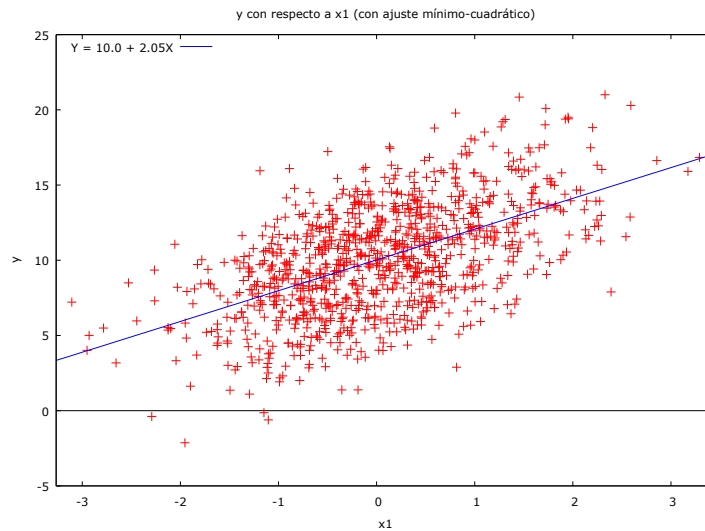
De los resultados ofrecidos en la Tabla 6 se deduce que ninguno de los estadísticos propuestos es capaz de detectar el problema de omisión de variable en el que se incurre. Por ello, ante estos resultados, estimamos necesario diseñar estadísticos alternativos que sean capaces de dar indicios de un posible problema de omisión de variables relevantes.

Tabla 6 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.023
100	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.033
1000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.051

De forma análoga, el ajuste Mínimo Cuadrático de una de las 1000 simulaciones efectuadas (Gráfico 2) refleja una ausencia de problema de especificación, cuando sabemos que sí que existe.

Gráfico 2 - Variable dependiente respecto a x_1



3.2.3 Potencia frente a mala especificación por inclusión de variable irrelevante.

Resultados para el MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

De los resultados ofrecidos en la Tabla 7 se deduce como ninguno de los estadísticos propuestos es capaz de detectar el problema de inclusión de variable irrelevante en el que se incurre. Por ello, ante estos resultados, proponemos un diseño de estadísticos alternativos capaces de dar indicios acerca del posible problema incurrido. No obstante, el carácter de este problema es de una magnitud menor que el del caso anterior y, de una mayor facilidad de solución sin más que prestando atención a los contrastes de significatividad de los propios parámetros del modelo.

Tabla 7 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.057	0.054	0.110	0.058	0.041	0.048
100	0.045	0.047	0.099	0.049	0.046	0.053
1000	0.049	0.048	0.100	0.053	0.053	0.055

3.2.4 Potencia frente a mala especificación por autocorrelación según proceso AR(1).

A) Caso MLS:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t$

$$u_t = 0.6u_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim iid N(0,1)$$

- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

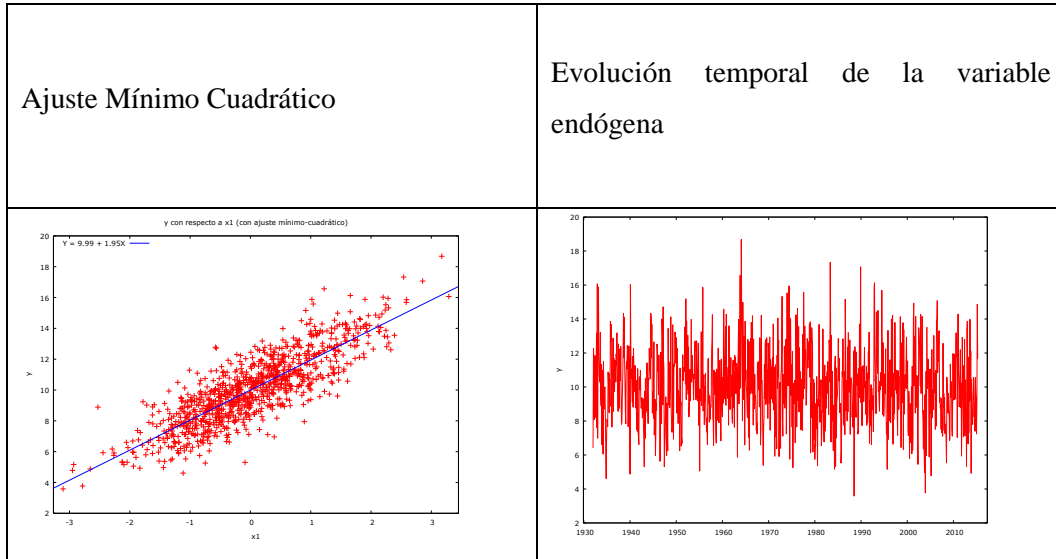
De los resultados ofrecidos en la Tabla 8 se deduce que los dos estadísticos de Breusch-Godfrey (BG1 y BG2) detectan claramente el problema existente para cualquier tamaño muestral.

En este caso, ni los gráficos de ajuste MCO ni un gráfico de evolución en el tiempo de la variable objeto de estudio serán reveladores del problema (Gráfico 3).

Tabla 8 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.045	0.033	0.116	0.052	0.972	0.937
100	0.035	0.048	0.083	0.048	1.000	0.999
1000	0.050	0.043	0.101	0.028	1.000	1.000

Gráfico 3 – Ajuste Mínimo Cuadrático de la variable dependiente respecto a x_1 y la evolución temporal de la variable dependiente



B) Caso MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$
 $u_t = 0.6u_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

De forma análoga al caso anterior, los resultados ofrecidos en la Tabla 9 revelan como los dos estadísticos de Breusch-Godfrey (BG1 y BG2) detectan claramente el problema existente para cualquier tamaño muestral.

Tabla 9 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.060	0.047	0.111	0.059	0.964	0.924
100	0.074	0.061	0.135	0.050	1.000	1.000
1000	0.059	0.060	0.103	0.043	1.000	1.000

3.2.5 Potencia frente a mala especificación por autocorrelación según proceso MA(1).

A) Caso MLS

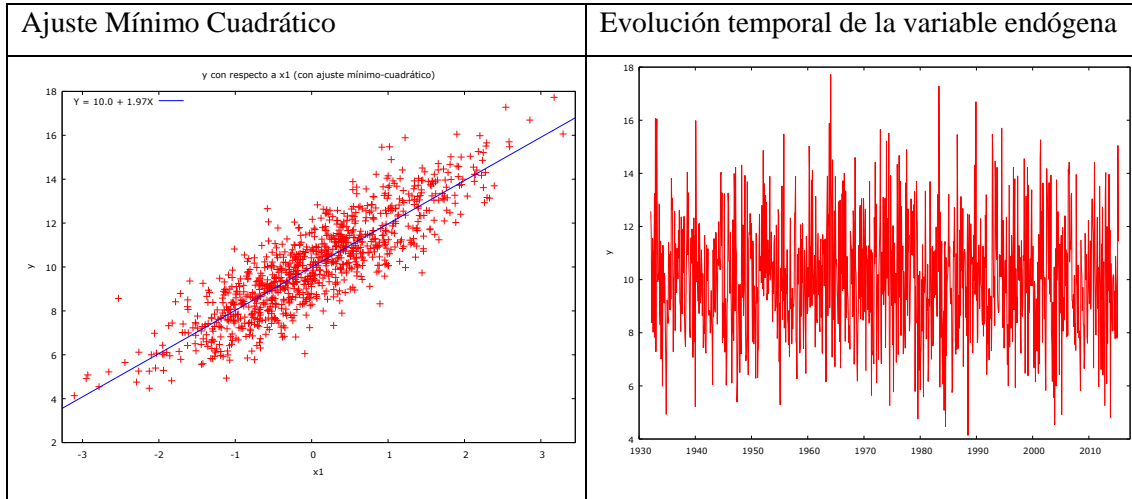
- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t$
 $u_t = 0.6u_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

El esquema de autocorrelación de tipo MA(1) (frente al proceso de autocorrelación AR(1) del caso anterior), vuelve a desvelar los mismos resultados: i) los dos estadísticos de Breusch-Godfrey (BG1 y BG2) detectan claramente el problema existente para cualquier tamaño muestral (Tabla 10); y ii) ni el gráfico de ajuste MCO ni el gráfico de evolución en el tiempo de la variable objeto de estudio serán reveladores del problema (Gráfico 4).

Tabla 10 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.043	0.043	0.111	0.060	0.863	0.914
100	0.040	0.066	0.097	0.051	0.998	1.000
1000	0.045	0.044	0.102	0.040	1.000	1.000

Gráfico 4 - Ajuste Mínimo Cuadrático de la variable dependiente respecto a x_1 y la evolución temporal de la variable dependiente



B) Caso MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$
 $u_t = \varepsilon_t + 0.6\varepsilon_{t-1} \quad \varepsilon_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

El esquema de autocorrelación de tipo MA(1,1), en el caso del MLG, vuelve a desvelar los mismos resultados: los dos estadísticos de Breusch-Godfrey (BG1 y BG2) detectan claramente el problema existente para cualquier tamaño muestral (Tabla 11).

Tabla 11 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.072	0.076	0.128	0.056	0.842	0.901
100	0.066	0.055	0.128	0.053	0.998	1.000
1000	0.053	0.052	0.104	0.055	1.000	1.000

3.2.6 Potencia frente a mala especificación por autocorrelación según proceso ARMA(1,1).

A) Caso MLS:

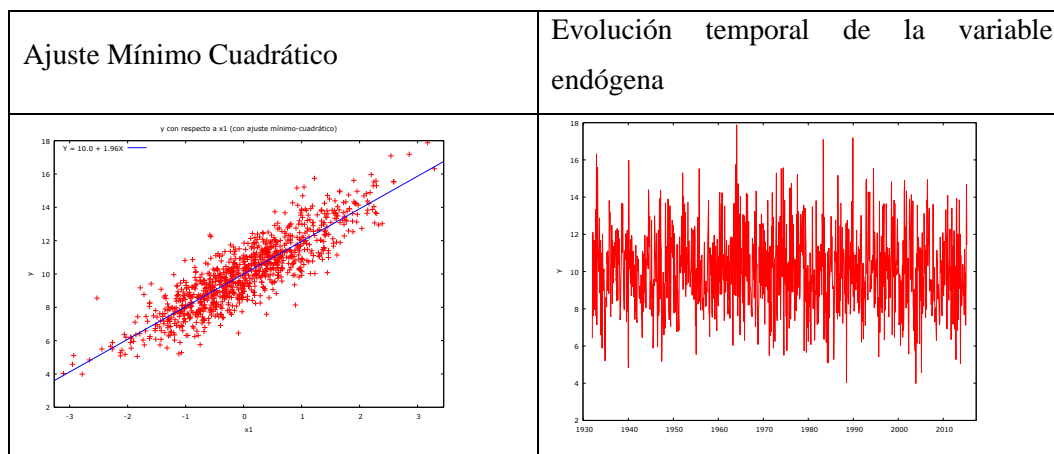
- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t$
 $u_t = 0.6u_{t-1} + \varepsilon_t - 0.3\varepsilon_{t-1} \quad \varepsilon_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

El esquema de autocorrelación de tipo ARMA(1,1) (frente a los procesos anteriores), vuelve a desvelar los mismos resultados: i) los dos estadísticos de Breusch-Godfrey (BG1 y BG2) detectan claramente el problema existente para cualquier tamaño muestral (Tabla 12); y ii) ni los gráficos de ajuste MCO ni un gráfico de evolución en el tiempo de la variable objeto de estudio serán reveladores del problema (Gráfico 5).

Tabla 12 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.056	0.044	0.099	0.054	0.495	0.409
100	0.037	0.041	0.084	0.045	0.837	0.800
1000	0.051	0.049	0.102	0.044	1.000	1.000

Gráfico 5 - Ajuste Mínimo Cuadrático de la variable dependiente respecto a x_1 y la evolución temporal de la variable dependiente



B) Caso MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$
 $u_t = 0.6u_{t-1} + \varepsilon_t - 0.3\varepsilon_{t-1} \quad \varepsilon_t \sim iid N(0,1)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

El esquema de autocorrelación de tipo ARMA(1,1) en el caso del MLG, vuelve a desvelar los mismos resultados: los dos estadísticos de Breusch-Godfrey (BG1 y BG2) detectan claramente el problema existente para cualquier tamaño muestral (Tabla 13).

Tabla 13 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.053	0.048	0.105	0.056	0.477	0.397
100	0.068	0.054	0.132	0.056	0.843	0.794
1000	0.054	0.058	0.100	0.044	1.000	1.000

3.2.7 Potencia frente a una mala especificación por heterocedasticidad

A) Caso MLS:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t \quad u_t \sim iid N(0, X_{1t}^2)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

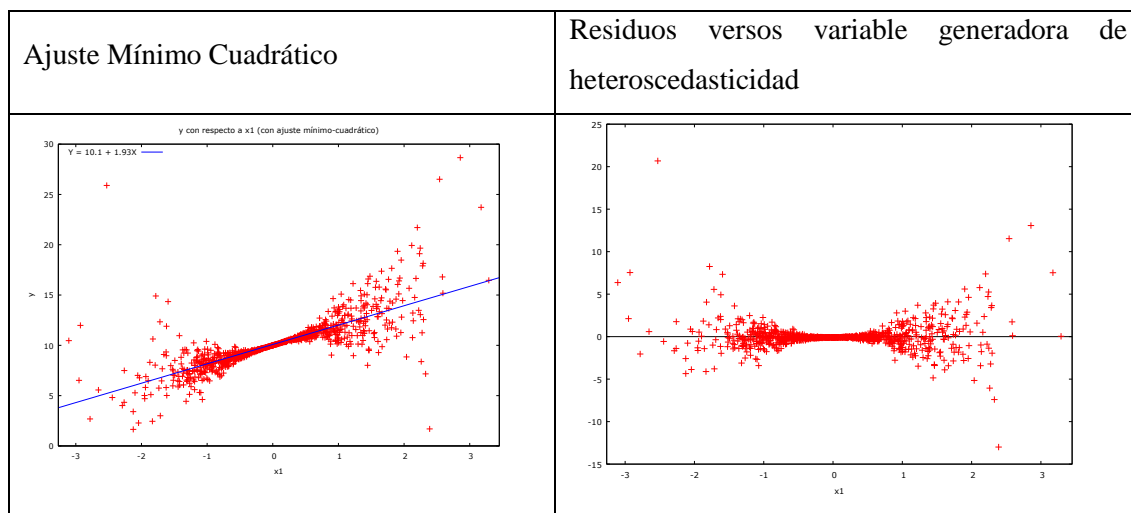
Un problema de heteroscedasticidad generada por la variable del modelo es detectado por el estadístico de Breusch-Pagan (BP) como mucho en un 88.8% de las veces (con tamaño muestral de 1000 observaciones). La potencia es sensiblemente menor con tamaños muestrales inferiores. En estos casos, a su vez, se observa como todos los estadísticos F de Reset evidencian también un problema en un porcentaje alto de los casos, (Tabla 14).

Tabla 14 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.569	0.743	0.636	0.695	0.029	0.047
100	0.363	0.559	0.458	0.739	0.082	0.056
1000	0.578	0.831	0.645	0.888	0.035	0.049

En estos casos, los gráficos de ajuste MCO y un gráfico de dispersión entre los residuos del modelo y la variable explicativa si contribuyen a detectar el problema existente (Gráfico 6).

Gráfico 6 - Ajuste Mínimo Cuadrático de la variable dependiente respecto a x_1 y la evolución temporal de la variable dependiente



B) Caso MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0, X_{1t}^2)$
- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

El problema de heteroscedasticidad generada por una de las variables del MLG es detectado por el estadístico de Breusch-Pagan (BP) un porcentaje alto de veces. Sin embargo, la potencia del estadístico aumenta significativamente conforme lo hace el número de observaciones de la muestra. Sin embargo, en el caso del MLG la capacidad del estadístico F de Reset para detectar el problema es más limitada que en el caso del MLS (Tabla 15).

Tabla 15 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.100	0.122	0.161	0.670	0.031	0.048
100	0.083	0.101	0.143	0.726	0.080	0.060
1000	0.284	0.460	0.383	0.906	0.034	0.048

3.2.8 Potencia frente a mala especificación por endogeneidad baja

Se incurre en un problema de endogeneidad cuando aparece una correlación importante de la perturbación (que recoge todo aquello que no se incorpora al modelo) con las propias variables explicativas. Entre los posibles problemas que ello generan se encuentra el sesgo de los estimadores de los parámetros. Veamos a continuación si alguno de los estadísticos propuestos es capaz de detectar los problemas existentes, distinguiendo entre un escenario donde el grado de heterogeneidad es reducido, frente a un escenario de mayor nivel de endogeneidad.

A) Caso MLS:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1); v_t \sim iid N(0,1)$

$$X_{1t} = v_t + 0.2u_t$$

- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

Donde el valor de 0.20 determina un nivel de endogeneidad bajo:

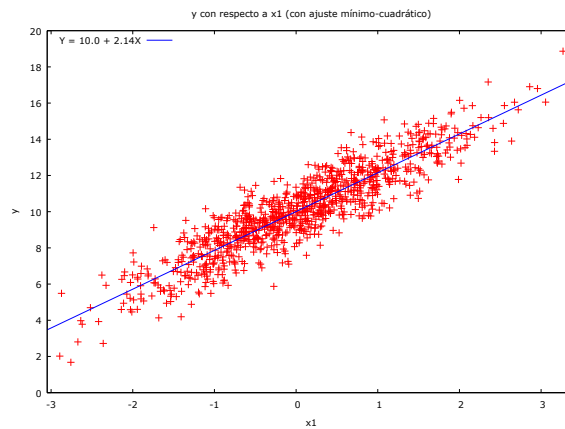
$$\text{Corr}(X_1, u) = \frac{0.2}{\sqrt{1+0.2^2}} = 0.2$$

En el caso de un problema de endogeneidad baja ninguno de los estadísticos planteados es capaz de apuntar hacia la existencia de un problema en el modelo (Tabla 16). Por su parte el gráfico de ajuste MCO tampoco deslumbra el problema existente (Gráfico 7).

Tabla 16 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.054	0.054	0.11	0.041	0.04	0.05
100	0.046	0.046	0.093	0.041	0.046	0.048
1000	0.065	0.068	0.121	0.04	0.073	0.069

Gráfico 7 - Variable dependiente respecto a x_1



B) Caso MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1); v_t \sim iid N(0,1)$

$$X_{1t} = v_t + 0.2u_t$$

- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

En el caso de un problema de endogeneidad baja en el MLG presenta características similares al del MLS: ninguno de los estadísticos planteados es capaz de apuntar hacia la existencia de un problema en el modelo (Tabla 17).

Tabla 17 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.044	0.045	0.090	0.038	0.038	0.048
100	0.045	0.036	0.090	0.054	0.050	0.061
1000	0.041	0.045	0.095	0.046	0.056	0.052

3.2.9 Potencia frente a mala especificación por endogeneidad alta

A) Caso MLS:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1); v_t \sim iid N(0,1)$

$$X_{1t} = v_t + 7.09u_t$$

- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + u_t$

Donde el valor de 7.09 determina un nivel de endogeneidad alto:

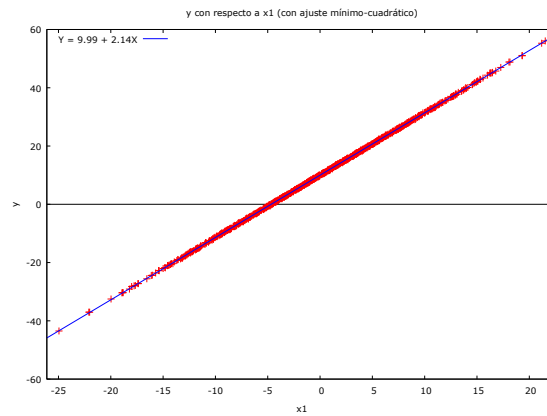
$$\text{Corr}(X_1, u) = \frac{7.09}{\sqrt{1 + 7.09^2}} = 0.99$$

Análogamente, en el caso de un problema de endogeneidad alta ninguno de los estadísticos planteados es capaz de apuntar hacia la existencia de un problema en el modelo (Tabla 18). Por su parte el gráfico de ajuste MCO tampoco deslumbra el problema existente (Gráfico 8).

Tabla 18 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.035	0.034	0.081	0.040	0.050	0.054
100	0.051	0.051	0.116	0.042	0.050	0.058
1000	0.056	0.048	0.116	0.044	0.048	0.056

Gráfico 8 - Variable dependiente respecto a x_1



B) Caso MLG:

- PGD: $Y_t = 10 + 2X_{1t} + 3X_{2t} + u_t$ $u_t \sim iid N(0,1); v_t \sim iid N(0,1)$

$$X_{1t} = v_t + 7.09u_t$$

- Modelo estimado: $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + u_t$

Los resultados para el MLG en relación con un problema de endogeneidad alta son idénticos al del MLS: ninguno de los estadísticos planteados es capaz de apuntar hacia la existencia de un problema en el modelo (Tabla 19).

Tabla 19 - Estadísticos principales: fuente de elaboración propia a partir de Gretl

Tm	Freset2	Freset3	Freset4	BP	BG1	BG2
50	0.049	0.055	0.098	0.048	0.042	0.050
100	0.049	0.051	0.099	0.039	0.050	0.058
1000	0.053	0.053	0.096	0.034	0.055	0.055

4. CONCLUSIONES

La especificación correcta de los modelos no es tarea fácil cuando, lo normal es desconocer el verdadero proceso generador de datos. Por ello, es importante ensayar el comportamiento de los estadísticos utilizados en un ámbito controlado de actuación. Ello nos dará garantías de éxito de cara a su uso en el ámbito aplicado.

Las principales conclusiones obtenidas a partir de nuestro experimento de Montecarlo son las siguientes:

- 1) Todos los estadísticos analizados, con única excepción de la F de Reset calculada utilizando hasta la potencia 4 de la endógena ajustada, presentan un tamaño empírico adecuado. En consecuencia, nuestros experimentos determinan que las potencias idóneas para el cálculo del estadístico F de Reset son 2 o 3.
- 2) El estadístico F de Reset se presenta en la literatura como un estadístico capaz de detectar problemas de omisión de variables relevantes, forma funcional incorrecta y correlación entre X y u (endogeneidad). Sin embargo, nuestros experimentos han desvelado que, en realidad, el estadístico F de Reset sólo presenta una potencia elevada para detectar problemas en la forma funcional, mientras que no presenta capacidad para detectar problemas de omisión de variables relevantes ni de endogeneidad.
- 3) El estadístico de Breusch-Pagan se utiliza habitualmente en la literatura para detectar un problema de heteroscedasticidad. Nuestro experimento confirma este aspecto. Además, también de acuerdo con lo que la literatura econométrica pone de manifiesto, la presencia de heteroscedasticidad en un modelo puede ser un indicio de mala especificación en la forma funcional.
- 4) El estadístico de Breusch-Godfrey se utiliza habitualmente en la literatura para detectar un problema de autocorrelación. Nuestro experimento confirma este aspecto. Además, también de acuerdo con lo que la literatura econométrica pone

de manifiesto, la presencia de autocorrelación en un modelo puede ser un indicio de mala especificación en la forma funcional.

- 5) Nuestro experimento desvela que ninguno de los estadísticos analizados, (Reset, Breusch-Pagan y Breusch-Godfrey) es capaz de detectar un problema de omisión de variables relevantes.
- 6) Finalmente, los resultados obtenidos ponen de manifiesto la mejora en el comportamiento de todos los estadísticos conforme aumenta el número de observaciones de nuestra muestra.

BIBLIOGRAFÍA

- Betz, M.A and Gabriel, K.R. "Type IV Errors and analysis of simple effects." 121-144. Journal of Educational Statistics, 1978.
- David, F.N. "A power function for tests of randomness in a sequence of alternatives." 335-339. Biometrika, 1947.
- Hatzinikolaou, D & Stavrakoudis, A. "Empirical size and power of some diagnostic tests applied to a distributed lag model." *Empirical Economics*, 2006: 631-643.
- Hendry, DF and Richard, JF. In *On the formulation of Empirical Models in Dynamic Econometrics*, 11. Journal of Econometrics, 1982.
- Kiviet, JF. "On the rigour of some misspecification tests for modelling dynamic relationships." 241 - 261. The Review of Economic Studies, Vol. 53, 1986.
- Krämer, W., Sonnberger, H., Maurer, J., and Halvik, P. "Diagnostic checking in practice." 118-123. Rev Econ Stat, 1985.
- Newbold, P., Carlson, W.L. & Thorne, B. "Estadística para administración y economía." Capitulo 9. Pearson, 2008.
- Ramsey, JB. "Tests for specification errors in classical linear least-squares regression analysis." 350-371. J R Stat Soc, B 31, 1969.
- Thursby, JG., and Schmidt, P. "Some properties of tests for specification error un a linear regression model." 635-641. J Am Stat Assoc 72, 1977.
- Wooldridge, J. *Introductory Econometrics: a modern approach*. South-Western Cengage 5ª Edición, 2012.